

ارزیابی توانایی مدل‌های هوشمند در برآورد تابش کل خورشیدی ماهانه

سید صابر شریفی^۱، وحید رضاوردی‌نژاد^۲، وحید نورانی^۳، جواد بهمنش^{۴*}

تاریخ دریافت: ۹۶/۱۰/۱۰ تاریخ پذیرش: ۹۹/۸/۱۹

۱- دانشجوی دکتری آبیاری و زهکشی، گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه ارومیه

۲- دانشیار گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه ارومیه

۳- استاد گروه آب، دانشکده عمران، دانشگاه تبریز

۴- استاد گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه ارومیه

* مسئول مکاتبات، پست الکترونیکی: j.behmanesh@urmia.ac.ir

چکیده

در این پژوهش، مطالعه‌ای مقایسه‌ای بین مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی (ANFIS) و برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) برای برآورد تابش خورشیدی ماهانه صورت گرفت. بدین منظور، از داده‌های ۲۴ ساله ایستگاه همدیدی تبریز، شامل تابش کل خورشیدی (R_s , MJ m⁻²), ساعات آفتابی و دمای هوا (°C) بهره گرفته شد. برای اجرای مدل‌های هوش مصنوعی، ترکیب جدیدی از ورودی‌ها، شامل متوسط ماهانه شاخص صاف بودن آسمان (K_T), متوسط ماهانه تفاضل دمای بیشینه از دمای کمینه (ΔT), ساعات آفتابی نسبی (N/N_0) و متوسط ماهانه تابش فرامینی روزانه (R_a), به کار گرفته شد. با توجه به این که کمترین مقادیر آماره‌های MBE و RMSE (به ترتیب برابر با ۰/۱۳ و ۱/۹۷ مگاژول بر متر مربع) و بیشترین مقدار R^2 (۰/۹۲)، با استفاده از نتایج مدل شبکه عصبی مصنوعی به دست آمد، لذا ANN به عنوان بهترین مدل برای برآورد تابش کل آفتابی ماهانه انتخاب شد. همچنین استفاده از نمودارهای چارک-چارک، نشان داد که هرچند، شبکه عصبی مصنوعی، بهترین برازش را برای داده‌های تابش کل خورشیدی ماهانه ارائه می‌کند، اما توانایی این مدل در برآورد مقادیر بالای تابش کل خورشیدی ماهانه کاهش می‌یابد. لذا استفاده از این مدل برای مناطق با میزان تابش دریافتی کمتر توصیه می‌شود. عملکرد مدل ANFIS در تحت پوشش قرار دادن مقادیر بالا و پائین (چارک‌های چهارم و اول) از سایر مدل‌ها بهتر بود. بنابراین مزیت مدل ANFIS را در برآورد دقیق‌تر مقادیر بزرگتر تابش خورشیدی است و از این مدل برای برآورد تابش خورشیدی در مناطق با میزان بالای دریافتی تابش خورشیدی می‌توان بهره برد. علاوه بر این، برخلاف نتایج پژوهش‌های پیشین که عملکرد مدل GEP برای برآورد تابش آفتابی روزانه را رضایت بخش ارزیابی نکرده بودند، نتایج پژوهش حاضر نشان داد که استفاده از مدل GEP برای برآورد تابش آفتابی کل ماهانه، به ویژه در محدوده ۲۵۰ تا ۸۰۰ مگاژول بر متر مربع رضایت‌بخش است. بنابراین می‌توان چنین نتیجه گرفت که توانایی مدل GEP در مدل‌سازی پدیده‌هایی با نوسانات کمتر و محدوده کوچک‌تر بیشتر است.

واژه‌های کلیدی: برنامه‌ریزی بیان ژن، تابش کل آفتابی ماهانه، سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی، شبکه عصبی مصنوعی، تبریز

Evaluation of the Capability of Intelligent Models in Estimating Monthly Global Solar Radiation

Sayed Saber Sharifi¹, Vahid Rezaverdinejad², Vahid Nourani³, Javad Behmanesh^{4*}

Accepted: November 9, 2020 Received: December 31, 2017

¹ Ph.D. candidate, Water Engin. Dept., Faculty of Agric., Univ. of Urmia, Iran.

² Assoc. Prof., Water Engin. Dept., Faculty of Agric., Univ. of Urmia, Iran

³ Prof., Water Engin. Dept., Univ. of Tabriz, Tabriz, Iran

⁴ Prof. Water Engin. Dept., Faculty of Agric., Univ. of Urmia, Iran

*Corresponding author, Email: j.behmanesh@urmia.ac.ir

Abstract

The concern of the present research was to do a comparative study between the GEP, ANN and ANFIS models to estimate monthly global solar radiation. For this purpose, long-term (24-years) monthly data of global solar radiation (R_s , MJ m⁻²), sunshine hours and air temperature (°C), from Tabriz synoptic station were used. To perform the artificial intelligence models, a new combination of inputs including monthly mean clearness index (K_T), monthly temperature range (ΔT), relative sunshine hours (n/N) and extraterrestrial global solar radiation (R_a) were employed. Since the lowest values of MBE and RMSE (0.13 and 1.97 MJ m⁻² respectively) and the highest value of R^2 (0.92) were obtained for ANN model, and therefore, the ANN model was selected as the best model to estimate the monthly global solar radiation. Using quarter-quarter (Q-Q) plots revealed that although the ANN model generally presents the best fit for monthly global solar radiation data, this model is found to be not successful in estimating the higher values of monthly global solar radiation data. Therefore, the application of ANN model is recommended for regions with lower solar radiation values. The performance of the ANFIS model was better than other models in covering the highest and lowest values (the first and fourth quarter). Therefore, it can be concluded that the ANFIS model gives more accurate results in the areas with the higher values of solar radiation. The findings also show that unlike previous researches which were carried out in daily scale, the performance of GEP technique for modeling monthly global solar radiation is satisfactory especially in the ranges of 250 to 800 MJ m⁻². Thus, it can be inferred that GEP can be more powerful in modeling the phenomena which have low fluctuations or a limited range.

Keywords: Artificial Neural Network, Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System, Monthly global solar radiation, Gene Expression Programming, Tabriz

مقدمه

پارامتر به‌ندرت در ایستگاه‌های هواشناسی اندازه‌گیری شده است. با توجه به عدم وجود اطلاعات درازمدت تابش در بسیاری از نقاط، مدل‌های تجربی و تکنیک‌های محاسبات نرم، به‌عنوان دو روش موفق، برای برآورد و پیش‌بینی تابش خورشیدی توسعه یافته‌اند.

تابش خورشیدی یکی از ورودی‌های اصلی در مطالعات هواشناسی، اقلیم‌شناسی، کشاورزی، هیدرولوژی، معماری و انرژی‌های تجدید پذیر است. اهمیت تابش خورشیدی در علوم آب از این روست که این مؤلفه، موثرترین پارامتر برای برآورد تبخیر-تعرق است (بهمنش و همکاران ۲۰۱۵). با وجود اهمیت تابش خورشیدی، به دلیل هزینه‌بر بودن اندازه‌گیری‌ها، این

هوش مصنوعی^۱ ابزاری فوق‌العاده برای حل مسائل واقعی هستند (یاسف و همکاران ۲۰۱۲). در سال‌های اخیر، روش‌های هوش مصنوعی مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی^۲، ماشین بردار پشتیبان^۳، الگوریتم ژنتیک^۴، برنامه‌ریزی ژنتیک^۵، برنامه‌ریزی بیان ژن^۶، سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی^۷ و شبکه‌های ترکیبی یا دورگه برای مدل‌سازی و پیش‌بینی تابش خورشیدی استفاده شده است (موهانتی و همکاران ۲۰۱۶).

شبکه‌های عصبی مصنوعی، روشی کارآمد برای مدل‌سازی، تقریب تابع و پیش‌بینی مسائل پیچیده است. مزیت اصلی استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در قیاس با مدل‌های تجربی دقت خوب این روش است، به‌ویژه هنگامی‌که متغیرها، ذاتاً غیرخطی هستند. کاربرد موفق شبکه‌های عصبی مصنوعی برای برآورد تابش خورشیدی، به‌وسیله محققین مختلفی گزارش شده است (بنگم و همکاران ۲۰۰۹، رحیمی‌خوب ۲۰۱۰ و هسنی و همکاران، ۲۰۱۲). در ایران نیز چندین پژوهش در این زمینه صورت گرفته است. به‌عنوان نمونه، به‌رنگ و همکاران (۲۰۱۰)، از شبکه‌های عصبی پرسپترون چند لایه^۸ و تابع پایه شعاعی^۹ برای برآورد تابش کل خورشیدی در شهرستان دزفول استفاده کردند. رحیمی‌خوب (۲۰۱۰) از ANN برای برآورد تابش خورشیدی به‌عنوان تابعی از دمای هوا در یک محیط نیمه‌خشک استفاده نمود. سبزی پرور و علیانی (۲۰۱۱)، عملکرد ANN در پیش‌بینی تابش خورشیدی کل روزانه در ایستگاه همدیدی تبریز را با نتایج مدل آنگستروم مورد مقایسه قرار دادند. نتایج این مطالعه، نشانگر برتری معنی‌دار مدل شبکه عصبی نسبت به روش آنگستروم است. همچنین سبزی پرور و ختار (۲۰۱۵)، عملکرد مدل ANN در پیش‌بینی تابش خالص خورشیدی روزانه در

مدل‌های تجربی، فرمول‌های صریح و ساده‌ای برای برآورد تابش خورشیدی ارائه می‌کنند. چهار دسته از مدل‌های تجربی بر اساس ورودی‌های دما، تابش ابرناکی و سایر پارامترهای هواشناسی تعریف شده‌اند (بشارت و همکاران ۲۰۱۳). تحقیقات پیشین نشان داده است که ساعات آفتابی مهم‌ترین عامل مشخص‌کننده میزان تابش کل خورشیدی است (فلاح قاله‌ری و شاکری ۲۰۱۶). عملکرد بهتر مدل‌های واسنجی شده مبتنی بر ساعات آفتابی برای برآورد تابش خورشیدی، در پژوهش‌های مختلف، تأییدکننده این مطلب است (لی و همکاران ۲۰۱۳). معادله آنگستروم-پرسکات به‌عنوان یک مدل تجربی ساده و پرکاربرد، از ساعات آفتابی برای برآورد تابش کل خورشیدی استفاده می‌کند (ژائو و همکاران ۲۰۱۳). تاکنون پژوهش‌های متعددی برای واسنجی و توسعه مدل‌های تجربی تابش خورشیدی در مناطق مختلف ایران انجام شده است. از جمله این پژوهش‌ها می‌توان به مطالعات دانشیار (۱۹۷۸)، سبزی-پرور و شتایی (۲۰۰۷)، نوریان و همکاران (۲۰۰۸) و عرفانیان و بابایی حصار (۲۰۱۳) اشاره کرد. از معایب مدل آنگستروم-پرسکات، می‌توان به وابستگی ضرایب تجربی این مدل به پارامترهای اقلیمی، شرایط جغرافیایی و نوع پوشش گیاهی منطقه اشاره کرد (معینی و همکاران ۲۰۱۰).

روش‌های هوش مصنوعی، علاوه بر این‌که توانایی برآورد، پیش‌بینی و مدل‌سازی پدیده‌های مختلف را دارند، قادر به تعامل با داده‌های تصادفی و مفقود می‌باشند. این در حالی است که حضور داده‌های نایب، تأثیر منفی در عملکرد مدل‌های رگرسیونی دارد. در شرایطی که روش‌های تجربی به دلیل عدم قطعیت پیش‌بینی پدیده‌ها، برای اطمینان از پایداری مدل کافی نیستند، تکنیک‌های

⁶ Gene expression programming (GEP)

⁷ Adaptive neuro fuzzy inference system (ANFIS)

⁸ Multi-layer perceptron (MLP)

⁹ Radial basis function (RBF)

¹ Artificial intelligence (AI)

² Artificial neural networks (ANN)

³ Support vector machine (SVM)

⁴ Genetic algorithm (GA)

⁵ Genetic programming (GP)

برنامه‌ریزی تکاملی از زیرمجموعه الگوریتم‌های تکاملی بوده و توسط فوگل (۱۹۶۴) در زمینه شبیه‌سازی معرفی شده است. از جمله این روش‌ها، برنامه‌ریزی ژنتیک (GP) است که در سال ۱۹۹۲ توسط کوزا معرفی شد. مزیت اصلی GP بر روش‌های آماری و شبکه‌های عصبی مصنوعی معمولی، توانایی تولید یک عبارت ریاضی است که متغیرهای ورودی و خروجی را به هم ربط می‌دهد. این روش به‌تازگی، برای پیش‌بینی تابش خورشیدی مورد استفاده قرار گرفته است. به‌عنوان مثال، مصطفوی و همکاران (۲۰۱۳) روشی ترکیبی را بر اساس GP/SA (برنامه‌ریزی ژنتیک و الگوریتم تبرید شبیه‌سازی‌شده^۱) به‌منظور برآورد تابش خورشیدی در دو شهر ایران (تهران و کرمان)، توسعه دادند. برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) که توسط فریرا (۲۰۰۱) معرفی شد، شکلی از GP توسعه‌یافته است که یک عبارت کاملاً ساده ریاضی را تولید می‌کند. مزیت دیگر استفاده از مدل GEP این است که این الگوریتم، بدون توجه به میزان تغییر یا شدت اصلاح کروموزوم‌ها، همیشه تولید راه‌حل‌های معتبر را تضمین می‌کند (لاندراس و همکاران ۲۰۱۲). پژوهش‌های محدودی در رابطه با استفاده از GEP برای مدل‌سازی تابش خورشیدی صورت گرفته است. لاندراس و همکاران (۲۰۱۲) برای برآورد تابش روزانه خورشیدی در ایالت باسک (شمال اسپانیا) از برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) در قیاس با تکنیک‌های محاسبات شبکه عصبی - فازی و شبکه عصبی استفاده کردند. اگرچه توانایی GEP برای مدل‌سازی تابش بر اساس متغیرهای جوی روزانه رضایت‌بخش گزارش شد، اما مدل شبکه عصبی مصنوعی (یک پرسپترون چندلایه با چهار ورودی و ۱۰ نرون در لایه پنهان) بهترین عملکرد را ارائه کرد. مهدی زاده و بهمنش (۲۰۱۶) به مقایسه روش‌های هوش

ایستگاه همدیدی همدان را بهتر از مدل ایرماک گزارش کردند.

ANFIS یک شبکه پیش‌خور^۱ چندلایه است که از الگوریتم یادگیری شبکه‌های عصبی و استدلال فازی استفاده می‌کند تا ورودی‌ها را به یک خروجی نگاشت کند. نام ANFIS مخفف سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی است که از ترکیبی از حداقل مربعات و الگوریتم پس انتشار در برآورد تابع فعال‌سازی استفاده می‌کند. ANFIS مبتنی بر ابزارهای متعارف ریاضی است که خواص منطق فازی و شبکه‌های عصبی را ترکیب می‌کند تا یک سیستم هوشمند دورگه را شکل دهد. این مدل، توانایی یادگیری و انطباق خودکار را افزایش می‌دهد. پژوهش‌های متعددی در مورد کاربرد سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی برای برآورد و پیش‌بینی تابش خورشیدی انجام شده است. سومیتیرا و همکاران (۲۰۱۲) از ANFIS برای پیش‌بینی تابش خورشیدی در ۳۱ ایستگاه در ایالت تامیل نادو^۲، واقع در کشور هند بهره بردند. آن‌ها برای ارزیابی نتایج، از آماره‌های جذر میانگین مربعات خطا^۳، خطای انحراف میانگین^۴ و ضریب تعیین^۵ (R^2) استفاده کردند. نتایج این پژوهش نشان داد که داده‌های برآورد شده توسط مدل ANFIS همخوانی معقولی با مقادیر واقعی دارد. محمدی و همکاران (۲۰۱۵) از سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی برای پیش‌بینی تابش خورشیدی روزانه در شهر طبس، واقع در استان خراسان جنوبی، بر اساس روز ژولیوسی (به‌عنوان تنها ورودی) استفاده کردند. این مطالعه نشان داد که ANFIS به‌خوبی قادر به پیش‌بینی تابش خورشیدی روزانه است. اما طبق بررسی نگارندگان، تاکنون پژوهشی به‌منظور بررسی توانایی سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی برای برآورد تابش خورشیدی در مقیاس ماهانه در شهرهای ایران صورت نگرفته است.

⁵ Coefficient of determination

⁶ Simulated annealing

¹ Feed-forward network

² Tamil Nadu

³ Root mean square error (RMSE)

⁴ Mean bias error (MBE)

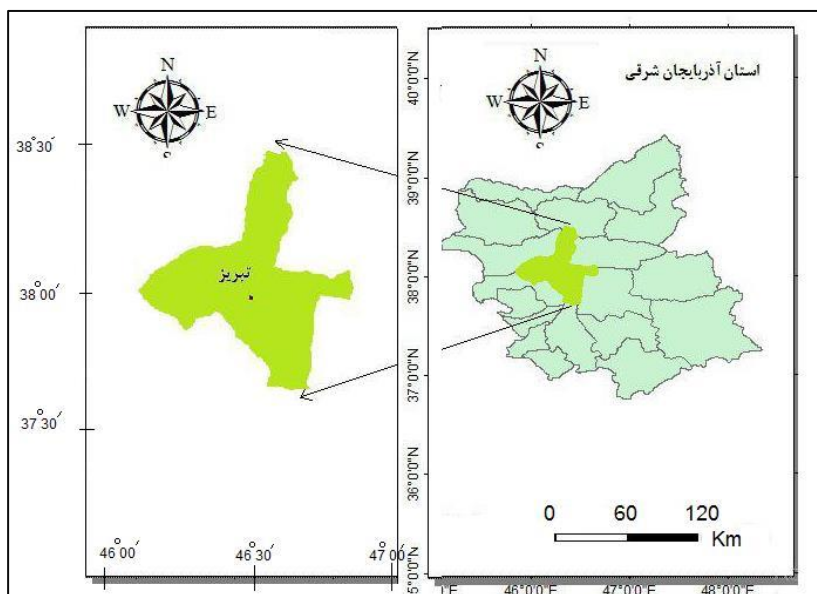
مدیریت انرژی، به ویژه از منظر سیاست گذاری و برنامه‌ریزی (ازوگو^۲ ۲۰۱۹)، مطالعه حاضر با هدف ارزیابی مدل GEP در مقیاس ماهانه و با استفاده از ترکیب جدیدی از ورودی‌ها انجام شده است تا در صورت معتبر بودن نتایج، بتوان از معادلات ارائه‌شده توسط این مدل، برای برآورد تابش خورشیدی ماهانه در شهر تبریز استفاده کرد.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه: برای انجام این پژوهش، داده‌های بیست و چهار ساله اندازه‌گیری‌شده شهر تبریز، از سال ۱۳۷۱ تا ۱۳۹۴، مورد استفاده قرار گرفتند. شهر تبریز با ۱۳۶۴ متر ارتفاع از سطح دریا، طول جغرافیایی ۴۶ درجه و ۱۷ دقیقه شرقی و عرض جغرافیایی ۳۸ درجه و ۵ دقیقه شمالی، در شمال غرب ایران واقع است. شکل ۱ نقشه منطقه مورد مطالعه را نشان می‌دهد.

مصنوعی و مدل‌های تجربی برای برآورد تابش خورشیدی روزانه در شهر کرمان پرداختند. نتایج این پژوهش نشان داد که مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و ANFIS میزان خطای برآورد کمتری نسبت به مدل GEP ارائه می‌کنند. شریفی و همکاران (۲۰۱۶)، با بررسی مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی، برنامه‌ریزی بیان ژن و رگرسیون موجک^۱ در مقایسه با پنج مدل تجربی، بر اساس ورودی‌های مبتنی بر دما، نتایج مدل GEP جهت برآورد تابش خورشیدی روزانه را رضایت‌بخش ندانستند.

تحقیقاتی که تاکنون در زمینه برآورد تابش خورشیدی با استفاده از مدل برنامه‌ریزی بیان ژن صورت گرفته، همگی در مقیاس روزانه بوده و عدم برآورد رضایت‌بخش تابش خورشیدی روزانه توسط این مدل، در تمامی آن‌ها گزارش شده است. با توجه به اهمیت پیش‌بینی‌های هفتگی و ماهانه تابش خورشیدی در



شکل ۱- نقشه موقعیت شهر تبریز و ایستگاه هواشناسی تبریز (برگرفته از شغائی و دین پژوه ۲۰۱۸).

۵۹۱/۳ مگاژول بر مترمربع در روز است. بر اساس شاخص خشکی ارائه‌شده توسط سازمان غذا و کشاورزی سازمان ملل متحد (FAO) اقلیم ایستگاه همدیدی تبریز خشک است. شکل ۲، میانگین مجموع تابش

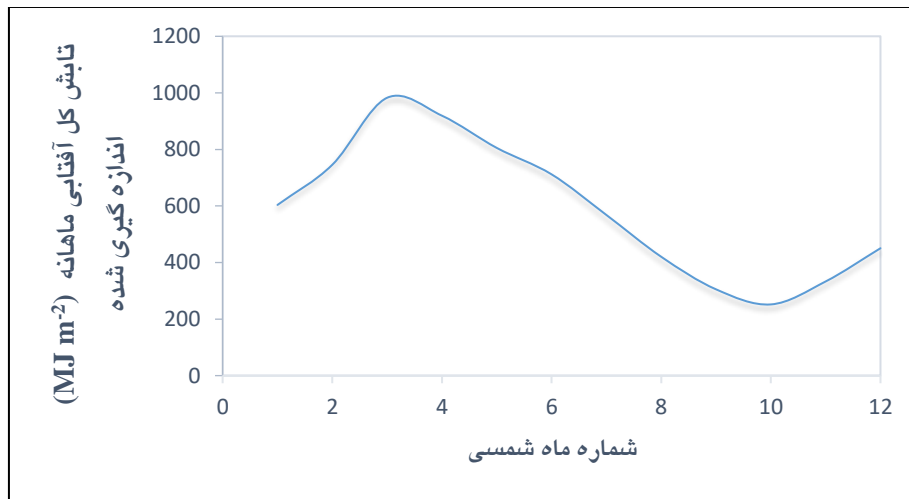
میانگین حداقل دمای شهر تبریز در طول سال، ۷/۷ درجه سلسیوس و میانگین حداکثر دمای این شهر در طول سال، ۲۱/۷ درجه سلسیوس است. میانگین تابش کل خورشیدی ایستگاه همدیدی تبریز در طول سال،

² Ozoegwu

¹ Wavelet regression

ترتیب، بیشترین و کمترین میزان تابش خورشیدی ماهانه را دارا می‌باشند.

آفتابی ماهانه شهر تبریز در طول سال‌های مورد مطالعه را نشان می‌دهد. بر طبق این نمودار، ماه‌های خرداد با ۹۸۲/۶ و دی با ۲۵۱/۸ مگاژول بر مترمربع در ماه، به



شکل ۲- نمودار تغییرات میانگین مجموع تابش آفتابی ماهانه شهر تبریز.

در لایه خروجی وجود دارد. اطلاعات بیشتر در مورد نظریه شبکه‌های عصبی مصنوعی را می‌توان در بیشاپ (۱۹۹۵) و یا هایکین (۲۰۰۴) یافت. در تحقیق حاضر، یک شبکه پیش‌خور با الگوریتم پس انتشار خطا به کار گرفته شده است.

برای دستیابی به تابش آفتابی (R_s) ماهانه به‌عنوان خروجی هدف، یک ترکیب جدید از ورودی‌ها، شامل متوسط ماهانه شاخص صاف بودن آسمان^۳ (K_T)، متوسط ماهانه تفاضل دمای بیشینه از دمای کمینه (ΔT)، ساعات آفتابی نسبی (n/N) و متوسط ماهانه تابش فرازمینی روزانه^۴ (R_a)، که با استفاده از رابطه‌های برگرفته از نشریه فائو ۵۶ (آلن و همکاران ۱۹۹۸) محاسبه شدند، به کار گرفته شد. انتخاب این ورودی‌ها بر اساس دو عامل، سهولت دسترسی به داده‌های موردنیاز و همچنین گزارش‌های تحقیقات پیشین که افزایش دقت تخمین R_s را با استفاده از هر یک از این ورودی‌ها مورد تأیید قرار داده‌اند (مجنون هریس و همکاران ۲۰۰۹ و شریفی و همکاران ۲۰۱۶)، صورت

شبکه عصبی مصنوعی: شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌توانند رابطه بین متغیرهای ورودی و خروجی را با آموختن از داده‌های ثبت‌شده، بدون استخراج معادله صریحی از مدل، به دست آورند. با نگاهی به مطالعات پیشین، مشخص می‌شود که شبکه‌های عصبی مصنوعی برای مدل‌سازی پدیده‌های غیرخطی، داده‌های ناهنجار و سیستم‌های پیچیده، ایده‌آل هستند (مویبرو ۲۰۰۸). نرون‌ها به‌عنوان پردازنده اصلی شبکه‌های عصبی، در سه لایه مختلف به نام‌های لایه ورودی، لایه‌های پنهان و لایه خروجی مرتب شده‌اند. تعداد نرون هر لایه و تعداد لایه‌های پنهان می‌توانند اختیاری باشند. انواع مختلفی از شبکه‌های عصبی مصنوعی وجود دارند. در کاربردهای مهندسی، مدل شبکه عصبی پیش‌خور^۱ با سه لایه که توسط الگوریتم پس انتشار^۲ آموزش دیده است، رایج‌تر است (وو و همکاران ۲۰۰۹). اصطلاح "پیش‌خور" بدین معنی است که یک اتصال نورون تنها از یک نورون در لایه ورودی به نرون دیگر در لایه پنهان و یا از یک نورون در لایه پنهان به نرون

³ Clearness index

⁴ Extraterrestrial radiation

¹ Feed forward neural network

² Back-propagation

استفاده از ۳۰٪ باقی‌مانده، مورد آزمون قرار گرفت. پس از سعی و خطا، یک‌لایه پنهان و ۱۶ نرون در لایه پنهان بهترین نتایج را با کمترین میزان خطا ارائه کردند. باید توجه داشت که به منظور مقایسه نتایج به‌دست آمده با مقادیر واقعی لازم است تا داده‌ها از حالت نرمال خارج شوند.

سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی: در سال ۱۹۹۳ جانگ برای اولین بار با مدنظر قرار دادن توانایی‌های تئوری فازی، که مبتنی بر قواعد منطقی بوده و شبکه‌های عصبی مصنوعی چندلایه که توان استخراج دانش از اطلاعات عددی را دارند، مدل سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی را ارائه داد. ANFIS قادر به یادگیری، آموزش داده‌ها و تعامل با مفهوم متغیر زبانی است. ANFIS تلاش می‌کند تا با اجرای یک سامانه فازی سوگنو در یک ساختار عصبی و استفاده از یک الگوریتم آموزشی دورگه، با ترکیب روش‌های آموزش پس انتشار خطا و حداقل مربعات خطا، رابطه‌ای غیرخطی بین ورودی و خروجی‌ها را پیدا کند. اگر یک سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی با دو ورودی x و y و یک خروجی z فرض شود، دو قانون اگر-آنگاه فازی به‌صورت زیر بیان می‌شود (شریفی و همکاران ۲۰۱۳).

$$\text{IF } x \text{ is } A_1 \text{ AND } y \text{ is } B_1 \text{ THEN } f_1 = p_1x + q_1y + r_1 \quad [۲]$$

$$\text{IF } x \text{ is } A_2 \text{ AND } y \text{ is } B_2 \text{ THEN } f_2 = p_2x + q_2y + r_2 \quad [۲]$$

خروجی‌ها به روش سعی و خطا تعیین می‌گردد. در این مدل لازم است که در لایه اول نوع تابع عضویت و تعداد آن‌ها مشخص شود در پژوهش حاضر از ساختار ANFIS با چهار ورودی (ΔT ، R_a ، K_T و N) و یک خروجی (R_s) استفاده شد. پس از بررسی توابع عضویت مختلف، تابع عضویت مثلثی، به دلیل عدم ارائه مقادیر منفی برای خروجی مدل در نظر گرفته شد. نرخ آموزش مدل بر روی ۳۰۰ تکرار تنظیم شد و تعداد توابع عضویت برابر با ۲ و الگوریتم آموزشی دورگه برای آموزش شبکه بهترین نتایج را ارائه کردند.

گرفت. با توجه به مقادیر ثابت R_a ، K_T و N ، تنها متغیرهای مورد استفاده در این روش برای پیش‌بینی تابش خورشیدی، ΔT و n (ساعات آفتابی واقعی) است. به-کارگیری چنین مجموعه‌ای از ورودی‌ها باعث می‌شود که امکان پیش‌بینی و تخمین تابش خورشیدی به‌آسانی و به‌طور گسترده‌ای امکان‌پذیر شود.

نرمال‌سازی داده‌ها، قبل از استفاده از آن‌ها در ANN، ضروری است؛ برای این منظور، متغیرهای ورودی و خروجی بر اساس معادله زیر نرمال شدند تا در محدوده بین صفر و یک قرار گرفته و اطمینان حاصل شود که تمام متغیرها، توجه برابری در طول مرحله آموزش از مدل دریافت خواهند کرد.

$$X_N = \frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad [۱]$$

در رابطه بالا، X_N مقدار نرمال‌شده X_i مقدار پارامتر مدنظر، X_{\min} حداقل مقدار و X_{\max} حداکثر مقدار متغیر موردنظر است.

در این پژوهش برای شبیه‌سازی تابش کل آفتابی ماهانه در ایستگاه همدیدی تبریز، از مدل شبکه پیش‌خور با الگوریتم لونیبرگ-مارکوارت استفاده شد. مدل ANN با استفاده از ۷۰ درصد از داده‌ها، مورد آموزش و با

که در آن "p"، "r" و "q" پارامترهای خروجی خطی هستند. این سیستم را می‌توان در پنج لایه، مشتمل بر گره یا گره‌های ورودی (لایه اول)، گره‌های قوانین (لایه دوم)، گره‌های میانگین (لایه سوم)، گره‌های تالی (لایه چهارم) و گره یا گره‌های خروجی (لایه پنجم) خلاصه کرد (خلقی و همکاران ۲۰۰۹).

در ANFIS قوانین ثابت می‌باشند و آنچه بهینه-سازی می‌شود، عوامل توابع عضویت (یا همان شکل توابع عضویت) است. نوع توابع عضویت (از قبیل مثلثی، گوسی و غیره) و تعداد توابع عضویت برای ورودی‌ها و

معمولاً برای پیدا کردن یک راه حل خوب برای یک مسئله خاص توسعه یافته‌اند و بنا بر توانایی حل پدیده تحت مطالعه انتخاب شده‌اند.

برای به‌کارگیری روش GEP به‌منظور مدل‌سازی تابش کل (R_s) ماهانه، برحسب ΔT ، K_T ، R_a و n/N ، از نرم‌افزار ۵/۰ GeneXproTools استفاده شد. ابتدا، دوسوم کل داده‌ها به‌عنوان "مجموعه آموزش" و بقیه به‌عنوان "مجموعه آزمون" انتخاب شد. سپس، پارامترهای موردنیاز مدل GEP به شرح جدول ۱ تعیین شد تا محیط یادگیری سیستم تعریف شود. از آنجایی‌که در تحقیقی مشابه (شریفی و همکاران ۲۰۱۶)، جذر میانگین مربعات خطا با موفقیت به‌عنوان تابع ارزیابی (یا برازندگی)^۷ برای مدل‌سازی تابش کل با استفاده از GEP استفاده شده است، لذا برای تحقیق حاضر نیز، همین تابع انتخاب شد. مجموعه توابع به‌کاررفته در این پژوهش که در جدول ۱ ذکر شده‌اند، از چهار عملگر پایه ریاضی و برخی از توابع پایه ریاضی تشکیل شده است. این مجموعه تابع از میان تمام توابع موجود در GEP بر اساس سادگی و ارتباط آن با ماهیت مسئله و به‌منظور اطمینان از اینکه مدل GEP نهایی، واجد شرایط، ساده و کارآمد باشد، انتخاب شده است. مشابه مقادیر رایج در پژوهش‌های پیشین (فریرا ۲۰۰۱)، طول هد^۸ برابر ۸ تعریف شده و سه ژن در کروموزوم استفاده شد. با توجه به پیشنهاد فریرا (۲۰۰۱) تابع "جمع" به‌عنوان عملگر ریاضی بین ژن‌ها^۹ به‌منظور انتخاب بین "جمع" یا "ضرب" برای درختان کوچکتر جبری استفاده شد. دیگر عملگرهای ژنتیکی انتخاب شده در جدول ۱ خلاصه شده است.

برنامه‌ریزی بیان ژن: برنامه‌ریزی ژنتیک، عضوی از خانواده الگوریتم‌های تکاملی است که از اصل انتخاب طبیعی داروین^۱ و قانون بقای اصلح^۲ برای حل یا حل تقریبی مسائل بهره می‌برد. برنامه‌ریزی بیان ژن شکلی از برنامه‌ریزی ژنتیک است که توسط فریرا (۲۰۰۱) توسعه یافته است. GEP با خلق برنامه‌های کامپیوتری به بررسی رابطه بین متغیرهای ورودی و خروجی می‌پردازد. به گفته فریرا تفاوت اساسی بین GEP، الگوریتم ژنتیک (GA) و GP در طبیعت افراد نهفته است: در الگوریتم‌های ژنتیک، افراد (جمعیت) در رشته‌های خطی با طول ثابت (کروموزوم) هستند. ولی در GP، افراد به‌عنوان ساختارهایی غیرخطی از اندازه‌ها و شکل‌های مختلف (درخت تجزیه^۳) بیان شده‌اند.

در GEP، به‌منظور تقریب زدن یک معادله، افراد به‌عنوان رشته‌های خطی با طول ثابت (ژنوم و یا کروموزوم) - که به‌عنوان نهادهای غیرخطی از اندازه‌ها و شکل‌های مختلف (درخت عبارت^۴) بیان می‌شوند - کدگذاری می‌شوند. GEP کروموزوم‌ها و درخت‌های عبارت (برنامه‌ها) را که شرح یک ژنوم (اطلاعات ژنتیکی کدگذاری شده در کروموزوم) می‌باشند را استفاده می‌کند. کروموزوم‌ها از ژن‌های متعدد تشکیل شده‌اند که هر ژن یک زیر برنامه یا زیر درخت عبارت کوچکتر (Sub-ET) را کدگذاری می‌کند. در GEP، کروموزوم‌های خطی به‌عنوان ژنو تیپ^۵ و درخت‌های عبارت به‌عنوان فنوتیپ^۶ نامیده شده‌اند (فریرا ۲۰۰۱). مدل‌های GEP اطلاعات خود را در ژنو تیپ رمزگذاری می‌کنند، که بعد در درخت‌های عبارت ترجمه می‌شوند. این برنامه‌های کامپیوتری

⁶ Phenotype

⁷ Fitness function

⁸ Length of head

⁹ Linking function

¹ Darwinian natural selection

² Survival of the fittest

³ Parse tree

⁴ Expression tree

⁵ Genotype

جدول ۱- پارامترهای استفاده شده جهت اجرای مدل GEP.

تابع ارزیابی	RMSE	مجموعه توابع استفاده شده	+	-	*	Sqrt,	Exp, X ² , X ³ , Sin, Cos, Ln
عملگر ریاضی بین ژن‌ها	جمع	نرخ ترکیب ژن	۰/۱				
تعداد کروموزوم‌ها	۳۰	نرخ ترانهش ژن	۰/۱				
تعداد ژن‌ها	۳	نرخ ترکیب یک نقطه‌ای	۰/۳				
اندازه هد ژن	۸	نرخ ترکیب دو نقطه‌ای	۰/۳				
نرخ وارونگی	۰/۱	نرخ جهش	۰/۰۴۴				

معیارهای ارزیابی خطا:

RMSE و میانگین خطای اریبی، MBE استفاده شد. روابط

برای قضاوت در مورد عملکرد مدل‌ها از سه شاخص ضریب تعیین، R^2 ، جذر میانگین مربعات خطا،

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^t (H_{i,m} - H_{i,c})^2}{\sum_{i=1}^n (H_{i,m} - H_{m,avg})^2}$$

[۴]

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{t} \sum_{i=1}^t (H_{i,m} - H_{i,c})^2}$$

[۵]

$$MBE = \frac{1}{t} \sum_{i=1}^t (H_{i,m} - H_{i,c})$$

[۶]

نتایج و بحث

جدول ۲، مقایسه بین عملکرد مدل‌های مورد مطالعه برای برآورد تابش کل خورشیدی ماهانه را در ایستگاه همدیدی تبریز نشان می‌دهد. با توجه به این جدول، مدل شبکه عصبی مصنوعی دقیق‌ترین روش برای برآورد تابش کل خورشیدی ماهانه در ایستگاه مورد مطالعه است. بهترین شاهد این ادعا، کمترین مقادیر به دست آمده برای MAE و RMSE و بالاترین مقدار R^2 به دست آمده با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی است. همچنین، با توجه به این جدول، مشخص است که مدل‌های ANFIS و GEP در برآورد تابش کل خورشیدی ماهانه، نتایج نسبتاً مشابهی به دست می‌دهند.

در این روابط، زیرنویس "i" به معنی مقدار i ام تابش خورشیدی و t تعداد کل داده‌های تابش خورشیدی است. زیرنویس‌های "m" و "c" نیز به ترتیب به مقادیر تابش اندازه‌گیری شده و محاسبه شده اشاره دارند. بنابراین $H_{i,m}$ و $H_{i,c}$ به ترتیب بیانگر i امین مقدار تابش اندازه‌گیری شده و محاسبه شده هستند. $H_{m,avg}$ نیز به میانگین مقادیر اندازه‌گیری شده تابش آفتابی اشاره دارد. R^2 مابین صفر و یک تغییر کرده و مقدار R^2 برابر با ۱ نشان از یک رابطه خطی کامل بین مقادیر برآورد شده و اندازه‌گیری شده دارد. به جز R^2 ، در سایر شاخص‌های آماری، مقادیر پایین‌تر و نزدیک به صفر، مطلوب‌تر هستند.

جدول ۲- عملکرد مدل‌های مورد مطالعه در ایستگاه همدیدی تبریز.

مدل	شاخص ارزیابی		
	R ²	RMSE (MJ m ⁻²)	MBE (MJ m ⁻²)
ANN	۰/۹۲	۱/۹۷	۰/۱۳
ANFIS	۰/۹۱	۳/۰۲	-۰/۴۴
GEP	۰/۹۱	۳/۱۲	۰/۹۹

ماهانه، نسبت به دو مدل ANFIS و GEP داشته است. با دقت در شکل ۳ مشاهده می‌شود که عملکرد مدل ANFIS در برآورد مقادیر بالا و پائین تابش خورشیدی ماهانه، بهتر از سایر مدل‌ها است. لذا استفاده از این مدل در مناطق با میزان بالای تابش آفتابی (همچون مناطق کویری) و فصول گرم قابل توصیه است. همچنین شکل ۳ نمایانگر توانایی بالای مدل شبکه عصبی مصنوعی در برآورد تابش آفتابی در مقادیر پائین‌تر است. لذا استفاده از مدل شبکه عصبی برای مناطق با میزان پائین تابش آفتابی و فصول سرد توصیه می‌شود.

رابطه ۷ نشان‌دهنده معادله نهایی مدل GEP برای

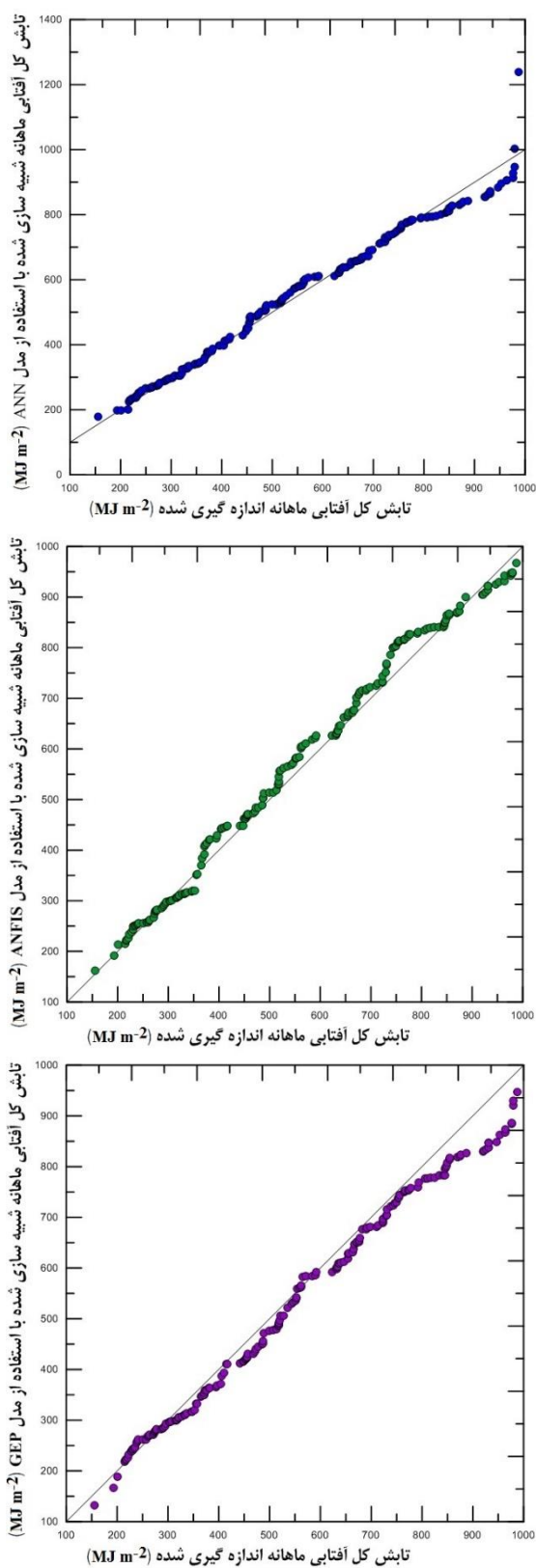
ایستگاه همدیدی تبریز است.

$$R_s = \left(\cos(74/3 \times (\Delta T - K_T)) \times \cos\left(\frac{17/2}{\Delta T} \times R_a\right) \right) + \sqrt{\left(\cos\left(\left(803/9 \times \frac{P}{N}\right)\right) \times (K_T \times R_a)^3 \right) + \Delta T + \left(\left((598/6 \times K_T) + K_T \right) \times (\Delta T + R_a) \right) + \left(-167/4 - \left(\frac{P}{N} + \frac{P}{N} \right) \right)} \quad [7]$$

با دقت در نتایج حاصل از مدل GEP که در جدول ۲ و شکل ۳ آمده است، مشخص می‌شود که توانایی این مدل در برآورد تابش آفتابی ماهانه قابل قبول است. این در حالی است که در کلیه گزارش‌های پیشین (لاندراس و همکاران ۲۰۱۲، مهدی‌زاده و همکاران ۲۰۱۶، شریفی و همکاران ۲۰۱۶) که مدل GEP را در مقیاس روزانه مورد بررسی قرار داده بودند، این مدل، نتایج به مراتب ضعیف‌تری ارائه کرده بود.

یکی از موارد مورد توجه در این پژوهش، بررسی چگونگی عملکرد مدل‌های مورد مطالعه در دامنه مقادیر تابش خورشیدی ماهانه است. بدین منظور از نمودارهای چارک-چارک استفاده شد تا نکویی برآزش هر یک از مدل‌ها و نحوه عملکرد آن‌ها در برآورد مقادیر بالا و پائین تابش کل خورشیدی ماهانه، به صورت گرافیکی، مورد ارزیابی قرار گیرد. نمودار چارک-چارک تابش خورشیدی ماهانه مدل ANN در شکل ۳ ارائه شده است. اگرچه شکل ۳ نشان می‌دهد که مدل شبکه عصبی مصنوعی مقادیر بالای تابش خورشیدی را کمتر از مقادیر اندازه‌گیری شده تخمین زده است، اما با مقایسه نمودارهای شکل ۳ مشاهده می‌شود که در مجموع، این مدل، برآورد دقیق‌تری از مقادیر تابش خورشیدی

معادله ۷ به سه عبارت مجزا (زیر برنامه یا ژن) که توسط یک تابع جمع به هم مرتبط شده‌اند، قابل تجزیه است. هر ژن بیانگر یک زیر مسئله است که جنبه‌ای منحصر به فرد از مسئله اصلی را پوشش می‌دهد و برای حل یک جنبه خاص از مسئله، هدف‌گذاری شده است. چنین اطلاعاتی، جزئیات بیشتر در مورد فیزیولوژی مدل نهایی را فراهم می‌کند. با کنار هم قرار دادن این عبارتها، یک راه حل کلی معنی‌دار ایجاد شده است.



شکل ۳ - نمودارهای Q-Q تابش کل آفتابی ماهانه برآورد شده با استفاده از سه مدل ANN، ANFIS و GEP.

است، نتایج این مدل با مطالعات پیشین صورت گرفته (بهرنگ و همکاران ۲۰۱۱، خراسانی‌زاده و محمدی

با توجه به اینکه مدل ANN دقیق‌ترین نتایج را در این پژوهش برای ایستگاه همدیدی تبریز به دست داده

حاصل از پژوهش حاضر، نسبت به پژوهش‌های مورد مقایسه، عملکرد مناسب ترکیب جدید برای ورودی‌ها مورد تأیید قرار می‌گیرد.

برای ایستگاه همدیدی تبریز در مقیاس ماهانه، در جدول ۳ مورد مقایسه قرار گرفته است. با توجه به این جدول، به دلیل مقدار مناسب RMSE به دست آمده در این پژوهش و به ویژه، با توجه به مقدار بسیار کمتر MBE

جدول ۳. مقایسه عملکرد مدل ANN در ایستگاه همدیدی تبریز با نتایج ارائه شده در پژوهش‌های پیشین.

شاخص ارزیابی		پژوهش
RMSE	MBE	
۱/۹۷	۰/۱۳	پژوهش حاضر / مدل ANN
۱/۵۴	۱/۴۲	بهرنگ و همکاران (۲۰۱۱) / روش بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) ^۱
۲/۴۴	۲/۱۵	خراسانی زاده و محمدی (۲۰۱۳) / مدل تجربی (نتایج مدل دسته اول)
۲/۶۷	۲/۱۸	خراسانی زاده و محمدی (۲۰۱۳) / مدل تجربی (نتایج مدل دسته دوم)
۲/۳۸	۲/۲۱	خراسانی زاده و محمدی (۲۰۱۳) / مدل تجربی (نتایج مدل دسته سوم)

نتیجه‌گیری کلی

کوچک‌تر) مورد بررسی قرار گرفت. لذا می‌توان چنین نتیجه گرفت که توانایی مدل GEP در مدل‌سازی پدیده‌ها در مقیاس بزرگ‌تر (با نوسانات کمتر و محدوده کوچک-تر) بیشتر است. از رابطه ارائه شده توسط مدل GEP در این پژوهش، می‌توان برای تخمین داده‌های مفقود تابش کل ماهانه در شهر تبریز و یا برای برآورد داده‌های تابش کل ماهانه در مناطق اطراف شهر تبریز (که تابش آفتابی در آن‌ها اندازه‌گیری نشده است) استفاده کرد. همچنین، با استفاده از نمودارهای چارک-چارک، مشاهده شد که هرچند، شبکه عصبی مصنوعی بهترین برازش را برای داده‌های تابش ماهانه ارائه می‌کند، اما توانایی مدل ANFIS در پوشش دادن مقادیر بالای تابش خورشیدی از سایر مدل‌ها بهتر است و استفاده از این مدل برای مناطق با میزان بالای تابش آفتابی قابل توصیه است. در نهایت، با توجه به نتایج حاصل شده، مدل شبکه عصبی مصنوعی به عنوان بهترین مدل برای برآورد تابش کل آفتابی ماهانه انتخاب شد و استفاده از این مدل به ویژه برای مناطق با میزان پائین تابش آفتابی سرد توصیه می‌شود.

مهم‌ترین نوآوری‌های پژوهش حاضر، استفاده از ترکیب جدیدی از ورودی‌ها (R_a , K_T , ΔT) برای برآورد تابش کل آفتابی ماهانه و آزمودن مدل GEP در مقیاس ماهانه برای برآورد این پارامتر است. نتایج حاصل، بیانگر مناسب بودن ترکیب انتخاب شده در این پژوهش، برای برآورد تابش ماهانه است. این ادعا با مقایسه بهترین نتایج حاصل از این مطالعه (برای مدل ANN) با نتایج دیگر روش‌های تجربی و هوش مصنوعی که در مطالعات پیشین برای ایستگاه همدیدی تبریز در مقیاس ماهانه ارائه شده بودند، مورد تأیید قرار گرفت.

با توجه به آماره‌های انتخاب شده برای ارزیابی (R^2 و RMSE, MBE)، نتایج مدل GEP برای برآورد تابش کل خورشیدی ماهانه در شهر تبریز رضایت‌بخش است. در حالی که در پژوهش‌های پیشین، مدل GEP را در مقیاس روزانه (با نوسانات بیشتر و محدوده گسترده‌تر) آزموده شده بود و نتایج به دست آمده به میزان کافی، رضایت‌بخش گزارش نشده بودند، در پژوهش حاضر این مدل در مقیاس ماهانه (با نوسانات کمتر و محدوده

¹ Particle swarm optimization

منابع مورد استفاده

- Allen RG, Pereira LS, Raes D and Smith M, 1998. Crop Evapotranspiration – Guidelines for Computing Crop Water Requirements. FAO Irrigation and Drainage Paper. 56. FAO, Rome.
- Behrang M, Assareh E, Ghanbarzadeh A and Noghrehabadi A, 2010. The potential of different artificial neural network (ANN) techniques in daily global solar radiation modeling based on meteorological data. *Solar Energy* 84(8): 1468-1480.
- Behmanesh J, Mortazavi N and Mohammadnezhad B, 2015. Estimation of reference evapotranspiration using full and limited data (Case study: Tabriz and Urmia synoptic stations), *Water and Soil Science*. 25(3): 13-27. (In Persian with English abstract)
- Behrang M, Assareh E, Noghrehabadi A and Ghanbarzadeh A, 2011. New sunshine-based models for predicting global solar radiation using PSO (particle swarm optimization) technique. *Energy* 36(5): 3036-3049.
- Benghanem, M, Mellit A and Alamri S, 2009. ANN-based modelling and estimation of daily global solar radiation data: A case study. *Energy Conversion and Management* 50(7): 1644-1655.
- Besharat F, Dehghan AA and Faghieh AR, 2013. Empirical models for estimating global solar radiation: A review and case study. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 21: 798-821.
- Bishop CM, 1995. *Neural Networks for Pattern Recognition*, Oxford University Press.
- Daneshyar M, 1978. Solar radiation statistics for Iran. *Solar Energy*. 21(4): 345-349.
- Erfanian M and Babaei Hesar S, 2013. Evaluation of hybrid model for estimating daily solar radiation in some solar sites of Iran, *Journal of Water and Soil* 27(1): 158-168. (In Persian with English abstract)
- Fallah Ghalhari Q and Shakeri F, 2016. Calibration of Angstrom- Prescott coefficients for selected stations of Khorasan-e Razavi province, *Water and Soil Science*. 26(3-2): 229-241. (In Persian with English abstract)
- Ferreira C, 2001. Gene expression programming: A new adaptive algorithm for solving problems. *Complex Systems* 13(2): 87-129.
- Fogel LJ, 1964. On the organization of intellect. Doctoral dissertation, University of California, Los Angeles-Engineering.
- Hasni A, Sehli A, Draoui B, Bassou A and Amieur B, 2012. Estimating global solar radiation using artificial neural network and climate data in the south-western region of Algeria. *Energy Procedia* 18: 531-537.
- Haykin S and Network N, 2004. A comprehensive foundation. *Neural Networks* 2: 41.
- Jang JS, 1993. ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* 23(3): 665-685.
- Kholghi M, Ashrafzadeh A and Maalmir M, 2009. Monthly low-flow forecasting using a stochastic model and adaptive network based fuzzy inference system. *Iran-Water Resources Research* 5(2): 16-26. (In Persian with English abstract)
- Khorasanizadeh H and Mohammadi K, 2013. Introducing the best model for predicting the monthly mean global solar radiation over six major cities of Iran. *Energy* 51: 257-266.
- Koza JR, 1992. *Genetic Programming: On the Programming of Computers by Means of Natural Selection*, Vol 1. MIT Press.
- Landeras G, López JJ, Kisi O and Shiri J, 2012. Comparison of gene expression programming with neuro-fuzzy and neural network computing techniques in estimating daily incoming solar radiation in the Basque Country (Northern Spain). *Energy Conversion and Management* 62: 1-13.
- Li MF, Tang XP, Wu W and Liu HB, 2013. General models for estimating daily global solar radiation for different solar radiation zones in mainland China. *Energy Conversion and Management* 70: 139-148.
- Majnooni-Heris A, Zand-Parsa S, Sepaskhah A and Nazemosadat M, 2009. Development and evaluation of global solar radiation models based on sunshine hours and meteorological data. *Journal of Water and Soil Science (Journal of Science and Technology of Agriculture and Natural Resources)* 12(46): 491-499. (In Persian with English abstract)
- Mehdizadeh S, Behmanesh J and Khalili K, 2016. Comparison of artificial intelligence methods and empirical equations to estimate daily solar radiation. *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics* 146:215-27.
- Mohammadi K, Shamsirband S, Tong CW, Alam KA and Petković D, 2015. Potential of adaptive neuro-fuzzy system for prediction of daily global solar radiation by day of the year. *Energy Conversion and Management* 93: 406-413.

- Mohanty S, Patra PK and Sahoo SS, 2016. Prediction and application of solar radiation with soft computing over traditional and conventional approach—A comprehensive review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 56: 778-796.
- Moieni S, Javadi S, Kokabi M and Manshadi M, 2010. Estimating the solar radiation in Iran by using the optimal model. *Iranian Journal of Energy* 13(2): 1-10. (In Persian with English abstract)
- Mostafavi ES, Ramiyani SS, Sarvar R, Moud HI and Mousavi SM, 2013. A hybrid computational approach to estimate solar global radiation: an empirical evidence from Iran. *Energy* 49: 204-210.
- Mubiru J, 2008. Predicting total solar irradiation values using artificial neural networks. *Renewable Energy* 33(10): 2329-2332.
- Noorian, AM, Moradi I and Kamali GA, 2008. Evaluation of 12 models to estimate hourly diffuse irradiation on inclined surfaces. *Renewable Energy* 33(6): 1406-1412.
- Ozoegwu CG, 2019. Artificial neural network forecast of monthly mean daily global solar radiation of selected locations based on time series and month number. *Journal of Cleaner Production* 216: 1-13.
- Rahimikhoob A, 2010. Estimating global solar radiation using artificial neural network and air temperature data in a semi-arid environment. *Renewable Energy* 35(9): 2131-2135.
- Sabziparvar AA and Khataar B, 2015. Evaluation of artificial neural network (ANN) and Irmak experimental models to predict daily solar net radiation (R_n) in cold semi-arid climate (Case study: Hamedan). *Water and Soil Science* 25(2): 37-50. (In Persian with English abstract)
- Sabziparvar AA and Olyaie E, 2011. Evaluation of the performance of artificial neural networks (ANN) in predicting the daily global solar radiation and comparison with results from the Angström model (case study: Tabriz Synoptic Station). *Iranian Journal of Geophysics* 5(3): 30-41. (In Persian with English abstract)
- Sabziparvar AA and Shetaee H, 2007. Estimation of global solar radiation in arid and semi-arid climates of East and West Iran. *Energy* 32(5): 649-655.
- Shafaei S and Dinpashoh Y, 2018. Analysis of drought characteristics of Tabriz (1951-2015). *Water and Soil Science* 28(3): 117-130. (In Persian with English abstract)
- Sharifi SS, Delirhasannia R, Nourani V, Sadraddini AA and Ghorbani A, 2013. Using artificial neural networks (ANNs) and adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) for modeling and sensitivity analysis of effective rainfall. *Recent Advances in Continuum Mechanics, Hydrology and Ecology* 4: 133-139.
- Sharifi SS, Rezaverdinejad V and Nourani V, 2016. Estimation of daily global solar radiation using wavelet regression, ANN, GEP and empirical models: A comparative study of selected temperature-based approaches. *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics* 149: 131-145.
- Sumithira T, Kumar AN and Rameshkumar R, 2012. An adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) based Prediction of Solar Radiation. *Journal of Applied Sciences Research* 8(1): 346-351.
- Wu CL, Chau KW and Li YS, 2009. Methods to improve neural network performance in daily flows prediction. *Journal of Hydrology* 372(1-4): 80-93.
- Yacef R, Benghanem M and Mellit A, 2012. Prediction of daily global solar irradiation data using Bayesian neural network: a comparative study. *Renewable Energy* 48: 146-154.
- Zhao N, Zeng X and Han S, 2013. Solar radiation estimation using sunshine hour and air pollution index in China. *Energy Conversion and Management* 76: 846-851.